

利用模糊综合评判进行面向对象的遥感影像变化检测

冯文卿¹ 张永军¹

¹ 武汉大学遥感信息工程学院,湖北 武汉,430079

摘要:提出了利用模糊综合评判进行面向对象的遥感影像变化检测方法。首先对遥感影像进行多尺度分割来获取对象;然后,进行对象的特征优选,利用变化向量模法、 χ^2 变换法、向量相似度法、相关系数法来构造“综合层间逻辑值”,并作为因素集建立模糊综合评判模型,对目标对象是否发生变化做出判决。最后与单个“层间逻辑值”进行 OTSU 阈值分割的结果进行对比,证明了该方法的可行性。

关键词:像变化检测;面向对象;特征;层间逻辑值;模糊综合评判

中图法分类号:P751;P237 **文献标志码:**A

传统的变化检测方法大多以像元为基本单位,只使用影像的灰度统计信息,变化检测的结果通常比较破碎,容易产生“椒盐现象”。大量研究已证明这类方法并不适合于高分辨率遥感影像,因为在高空间分辨率的影像上地物景观的结构、纹理和细节等信息都非常的清晰,这种情况下如果将每一个像元视作一个独立的观测变量,将会忽略掉很多地物的空间上下文信息^[1]。对象级变化检测是以具有一定概念的地物对象为基础的,这些对象是在空间相邻、光谱相似的同质区域,具有光谱、形状、纹理、上下文等特性,在检测过程中具有较高的检测精度和稳健性,代表了变化检测的主要方向^[2-4]。到目前为止,对象级影像分析在变化检测中的应用获得了一定的进展,已有许多学者将面向对象的分割方法应用于对象级变化检测中。基于对象的变化检测方法,常用的大致可以分为以下两类:一类是先进行面向对象分类,再进行变化检测,即分类后比较法;第二类是基于对象的直接比较法。第二类方法简单易实现,在实际中得到了广泛的应用。由于它和基于像素的方法在思路上没有本质的差别,主要不同体现在对像素的直接比较变成了对对象的直接比较。文献^[1]提出了利用向量相似性进行基于像斑的变化检测方法;文献^[5]提出了对象级变化检测中的变化向量分析法;文献^[6]提出了以相关系数为相似性测度来衡量不同时期像斑的特征相似

性,用 ROC 曲线代替经验选取的方法自动获取变化阈值,确定像斑是否发生变化的新方法。上述方法虽然在实际应用中均已被证实过,但是这些方法在某种程度上受变化阈值的影响较大,单一使用某种方法并不能获得很好的变化检测结果。

针对上述问题,本文通过像斑的特征构建和特征优选,使用变化向量模法、 χ^2 变换法、向量相似度法、相关系数法来构造“综合层间逻辑值”,并作为因素集建立模糊综合评判模型,将遥感影像变化检测问题转化为一个利用对象的“综合层间逻辑值”来进行变化或未变化的判决问题。

1 方法介绍

1.1 变化检测流程

本文采用 eCognition 软件进行多尺度分割来获取像斑,并以此作为遥感影像变化检测分析的基础^[7]。将前一个时期(T_1)影像和后一个时期(T_2)影像进行组合,对新影像进行多尺度分割,然后将分割结果分别与两个时期影像进行套合获取像斑^[7]。假设 Q_1 和 Q_2 分别是两时期影像同一位置对应的两个对象,它们的特征向量分别为 $Q_1(Q_{11}, Q_{12}, \dots, Q_{1n})$ 和 $Q_2(Q_{21}, Q_{22}, \dots, Q_{2n})$, n 为对象的特征数量,一般 n 至少两倍于影像波段数^[5]。本文采用变化向量模法和 χ^2 变换法将差值向量 $Q_c(Q_c = Q_2 - Q_1)$ 变换成一个标量值,用来

收稿日期:2014-12-27

项目资助:国家自然科学基金(41322010);国家 863 计划(2013AA12A401)。

第一作者:冯文卿,硕士生,主要从事遥感影像变化检测研究。178823002@qq.com

通讯作者:张永军,博士,教授,研究方向为数字摄影测量与遥感、计算机视觉等。zhangyj@whu.edu.cn

衡量对象的变化强度^[5]。同样,为了衡量像斑之间的相似关系程度,本文使用了向量相似度^[1]和相关系数^[6]两种不同的测度。将这4种方法构造的标识对象变化强度和相似程度的标量称为“综合层间逻辑值”,并把它们作为因素集,通过使用模糊综合评判的方法来获取最终的变化检测结果。图1为本文进行变化检测的流程图。

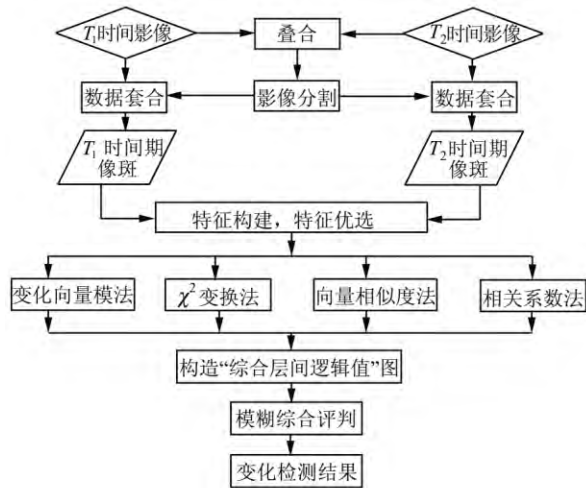


图1 变化检测流程图

Fig. 1 Flowchart of Change Detection

1.2 对象的特征提取

本文提取特征的目的是为了利用对象的特征向量来构造“综合层间逻辑值”,其中光谱信息主要包括对象的均值、标准差、比率、对象相对相邻对象的平均差等特征,纹理信息统计量主要有均值、标准差、对比度、熵、同质性、相关性等。这些特征中,并不是所有的特征都适合获取最佳的变化检测结果,需要对这些特征进行优选^[8,9]。本文利用易康软件所提供“Feature Space Optimization”工具^[10],在给定的光谱特征和纹理特征空间中,分别进行1维特征比较。通过对遥感影像中分类类别的建立及其训练样本的选择,然后进行基于距离分离度的特征优选。最佳分离距离的计算公式为:

$$D = \sqrt{\sum_{f_i} \left(\frac{v_{f_i}^{(s)} - v_{f_i}^{(o)}}{\sigma_{f_i}} \right)^2} \quad (1)$$

式中, f_i 代表特征空间的第*i*个特征; D 代表训练样本对象*s*和分类影像地块*o*之间的距离; $v_{f_i}^{(s)}$ 为训练样本*s*的特征 f_i 的特征值; $v_{f_i}^{(o)}$ 为待分类影像地块*o*的特征 f_i 的特征值; σ_{f_i} 为特征空间内所有影像地块的特征 f_i 的标准差。从实验获取的最佳分离距离曲线中可以看出,在光谱特征空间中,均值与标准差所对应的最佳分离距离最大;在纹理特征空间中,熵所对应的最佳分离距离最

大,所以最终构成对象特征向量的是这3个特征在各波段上的值。在计算前需要对特征向量各分量进行标准化或者归一化,只有这样,阈值选取时才能使得各分量地位等同。

2 模糊综合评判模型构建

模糊综合评判模型步骤如下。

1) 建立评判集 $Y = \{Y_1, Y_2\}$ 。其中 Y_1 表示目标对象发生变化; Y_2 表示目标对象未发生变化。

2) 建立对象是否发生变化的因素集 $X = \{X_1, X_2, X_3, X_4\}$,其中 X_1 为变化向量模值, X_2 为 χ^2 变换模值, X_3 为向量相似度值, X_4 为相关系数值。本文综合考虑这4种“层间逻辑值”来判断目标对象是否发生变化,可以避免只利用单个“层间逻辑值”进行阈值分割判断,所造成的误检或漏检。

3) 确定隶属度函数。需要为每一个因素选择合适的隶属度函数作为其在评判集上属于某一类的度量^[11]。通过分析可知,因素集表达式的主要特点可以分为以下两类:①当 X_1, X_2 越大时,隶属度发生变化的可能性越大,因素集的数值与评判集的元素 Y_1 成正比关系;②当 X_3, X_4 越小时,隶属度发生变化的可能性越大,因素集的数值与评判集的元素 Y_1 成反比关系。所以在这里为了综合它们的不同特点,采取的措施是对 X_3, X_4 取反,这样当 $-X_3, -X_4$ 越大时,因素集的数值与评判集的元素 Y_1 可以满足正比关系。但是,这样操作会使每个对象的“层间逻辑值”有正有负,因此在实际计算时,往往将4种“层间逻辑值”都归一化到 $[0, 1]$ 之间。此时,通过两组实验区获得的四个因素集所对应的“层间逻辑值”散点图及差异影像图分别如图2和图3所示。因此,接下来只需要选择合适的评价合成算子及权重参数,计算目标对象相对于变化类和非变化类别的隶属度,并根据最大隶属度原则,就可以判断对象是否发生了变化。

本文使用偏大型的S型隶属度函数作为单个因素发生变化的可能性度量:

$$\mu_c(X_k(i, j)) = \begin{cases} 0, & X_k(i, j) \leq a_k \\ 2 \left(\frac{X_k(i, j) - a_k}{c_k - a_k} \right)^2, & a_k < X_k(i, j) \leq b_k \\ 1 - 2 \left(\frac{c_k - X_k(i, j)}{c_k - a_k} \right)^2, & b_k < X_k(i, j) \leq c_k \\ 1, & X_k(i, j) > c_k \end{cases} \quad (2)$$

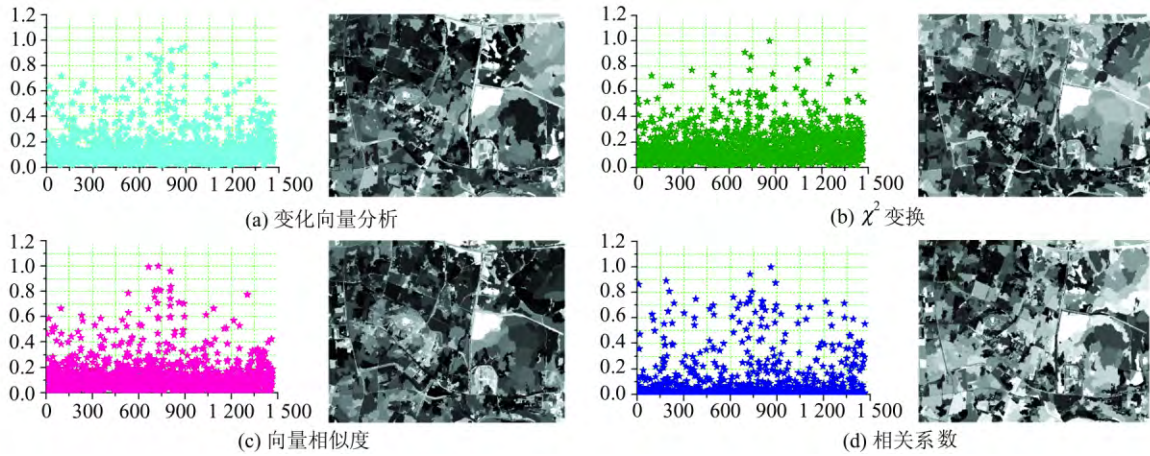


图 2 实验区一

Fig. 2 The First Experimentation Area

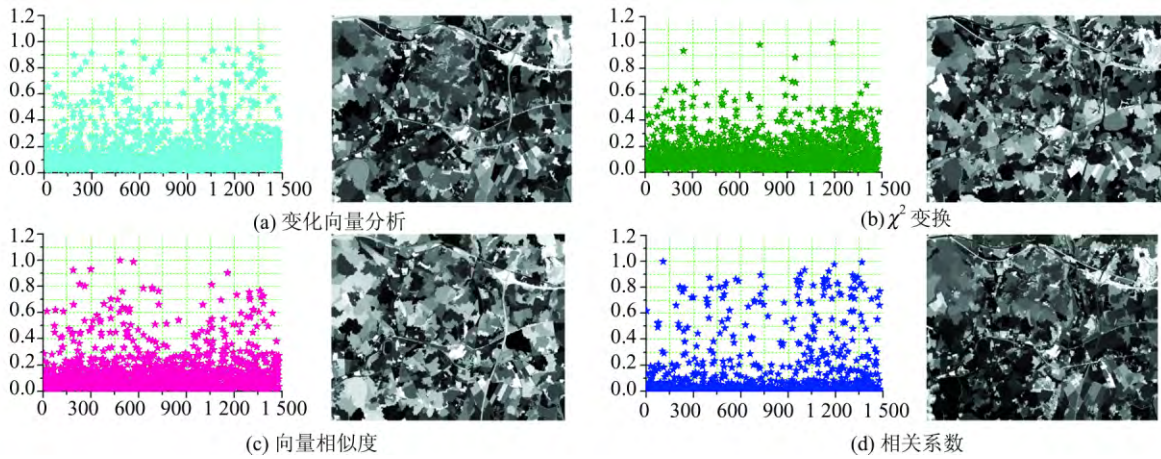


图 3 实验区二

Fig. 3 The Second Experimentation Area

式中, $b_k = (a_k + c_k) / 2, k = 1, 2, 3, 4$ 。参数的物理意义是:当两时相影像所对应的目标对象其“层间逻辑值”小于参数 a_k 时,目标对象发生变化的隶属度为 0,即目标对象完全没有发生变化;当层间逻辑值大于 a_k 而小于 c_k 时,目标发生变化的隶属度在 0~1 之间;当“层间逻辑值”大于 c_k 时,目标对象发生变化的隶属度为 1,即目标对象肯定发生了变化^[11]。理想条件下,当目标对象完全没有发生变化时,每个“层间逻辑值” X_k 为 0,在这里将这 4 个因素的隶属度函数中的参数 a_k 都设为 0。为了得到最佳的评判模型,本文将参数 c_k 在 (0, 1] 范围内,以步长 0.1 进行动态变化。通过测试 10 组不同的 c_k 值对模糊综合评判结果的影响,然后利用变化检测的各项精度指标进行综合选取,以得到最佳的变化检测结果。

4) 确定各个因素的权重集合 $W_p = \{\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4\}$ 。本文采用定量的方式来计算各个因素的权重,即通过参数 c_k 的动态变化,获取 10 组单

个因素进行模糊综合评判的变化检测结果,并计算其总体正确率,然后按照式(3)计算各个因素的权重:

$$W_i = \frac{\sum_{j=1}^{10} T_{ij}}{\sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^{10} T_{ij}}, i = 1, 2, 3, 4 \quad (3)$$

式中, ω_i 是第 i 个因素的权重; T_{ij} 是第 i 个因素在第 j 次评判后的总体正确率。

5) 进行变化检测结果的模糊综合评判。根据因素集,隶属度函数和权重进行目标对象是否发生变化的模糊综合评判^[11]。每个“层间逻辑值” $X_k(i, j)$ 相对于变化类别 ω_c 的隶属度为 $\mu_c(X_k(i, j))$,那么其相对于非变化类别 ω_u 的隶属度为 $\mu_u(X_k(i, j)) = 1 - \mu_c(X_k(i, j))$ 。显然, $X_k(i, j)$ 相对于变化类别和非变化类别的隶属度满足: $0 \leq \mu_c(X_k(i, j)) \leq 1, 0 \leq \mu_u(X_k(i, j)) \leq 1$ 。若 $\mu_c(X_k(i, j))$ 值越接近 1,则对象属于变化类别

w_c 的可能性就越大;反之,属于非变化类别 w_u 的

$$R_{ij} = \begin{bmatrix} \mu_c(X_1(i,j)) & \mu_c(X_2(i,j)) & \mu_c(X_3(i,j)) & \mu_c(X_4(i,j)) \\ \mu_u(X_1(i,j)) & \mu_u(X_2(i,j)) & \mu_u(X_3(i,j)) & \mu_u(X_4(i,j)) \end{bmatrix}^T \quad (4)$$

为了选择合适的评价合成算子,将权重矩阵 W 和对象相对于变化类别的隶属度 $\mu_c(X_k(i,j))$ 进行合成得到 Y_1 ;将权重矩阵 W 和对象相对于非变化类别的隶属度 $\mu_u(X_k(i,j))$ 进行合成得到 Y_2 。它们的计算公式为:

$$Y_1 = (W_1, W_2, W_3, W_4)^\circ (\mu_c(X_1), \mu_c(X_2), \mu_c(X_3), \mu_c(X_4))^T \quad (5)$$

$$Y_2 = (W_1, W_2, W_3, W_4)^\circ (\mu_u(X_1), \mu_u(X_2), \mu_u(X_3), \mu_u(X_4))^T \quad (6)$$

根据最大隶属度准则,当 $Y_1 < Y_2$ 时,目标对象没有变化;当 $Y_1 \geq Y_2$ 时,目标对象发生变化。

3 实验结果与分析

本文实验采用的遥感影像数据为 2006 和 2007 年获取的广州市某区域 SPOT5 多光谱影像,包含红、绿、蓝三个波段,分辨率为 2.5 m,实验区一的两期影像分别如图 4(a)、图 4(b)所示,实验区二的两期影像分别如图 5(a)、图 5(b)所示,两个实验区的影像大小均为 1 938 像素 \times 2 644 像素。两个实验区的地物类型丰富,主要由水田、林地、裸地、聚落、公路用地等典型地物构

可能性就越大。4 个因素集的模糊关系矩阵为:

成,而且影像的分辨率较高。为了减轻不同时期的光学影像辐射值差异对变化检测精度的影响,通常在变化检测之前进行辐射校正,本文采用直方图匹配法来进行相对辐射校正^[12]。此外,为了评价变化检测的精度,本文采用虚检率、漏检率、总体正确率等 3 个指标来进行衡量。漏检率表示实际发生变化但未能正确检测的像元占全部实际变化像元的比例,是由于检测误差产生的漏检变化的概率。虚检率表示检测为变化但实际未发生变化的像元占全部检测到的变化像元的比例,是由于检测误差引起的虚假变化的概率。总体正确率表示检测正确的样本数占总样本数的比率,反映了总体的检测准确度^[13]。

按照基于模糊综合评判的变化检测流程,本文分别采用变化向量分析、 χ^2 变换、向量相似度、相关系数方法来构造“综合层间逻辑值”差异图,然后利用最大类间方差法对这 4 种差异影像进行阈值分割,并将它们的分割结果与参考变化结果进行对比,采用变化误差矩阵的方法来进行精度评定。最终,两组实验数据集所得到的变化检测结果分别如图 6、图 7 所示,其中白色为非变化区域,黑色为变化区域。

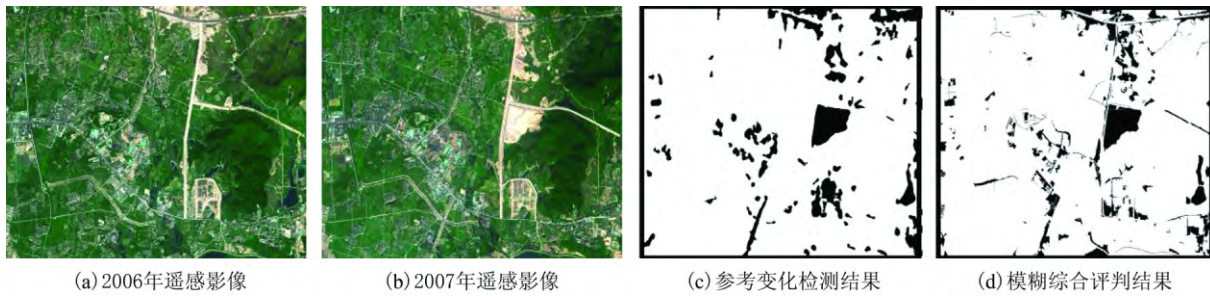


图 4 实验数据集 1
Fig. 4 Dataset1 Used in the Experiment

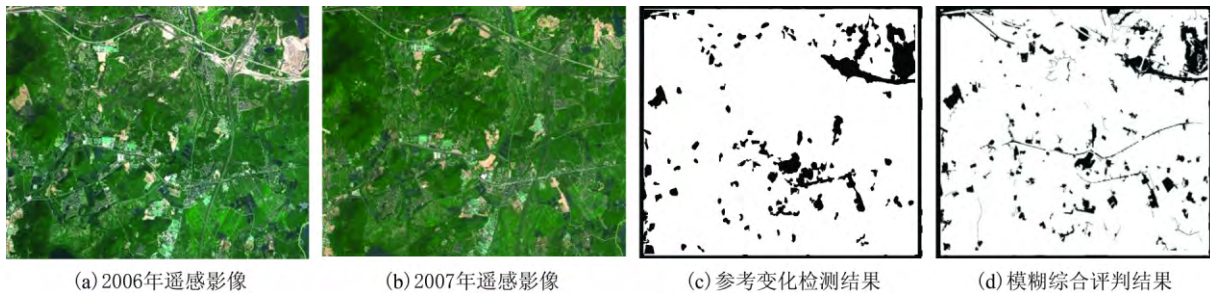


图 5 实验数据集 2
Fig. 5 Dataset2 Used in the Experiment

然后,本文采用式(3)来计算单因素进行模糊综合评判的权重,结果为 $w = \{0.31, 0.26, 0.21,$

0.22}。为了得到最佳的评判结果,本文依据虚检率、漏检率越低,正确率越高,变化检测效果越好的原则来综合选取模型的参数 c_k 值。在数据集 1 中,4 个因素的分割阈值分别为 0.36、0.24、0.37、0.27,此时从表 1 的结果分析中可以看出,变化向量分析法的结果要好于其他 3 种方法。在区间 (0,1] 范围内通过定量测试不同的参数 c_k 值对模糊综合评判结果的影响,并计算最终获得的 10 组评判结果其总体正确率、误检率、漏检率 3 个参数。通过实验发现,当 4 个因素的隶属度参数 c_k 值取为 0.4 时,此时总体正确率最大,误检率、漏检率相对较低,所获得的评判结果如图 4(d) 所

示。随着参数 c_k 值的增大,模型的总体正确率没有显著提升,而漏检率却在不断增加。将单因素进行阈值分割的结果和模糊综合评判的结果进行对比,从表 1 中可以看出,模糊综合评判的变化检测降低了单个因素进行判断所造成的误检或漏检现象,因此,其变化检测正确率高于单个因素的变化检测结果正确率。同理,在数据集 2 中,4 个因素的分割阈值分别为 0.30、0.22、0.31、0.33,此时从表 1 的结果分析中可以看出 χ^2 变换法的结果要好于其他 3 种方法。通过实验发现,当 4 个因素的隶属度参数 c_k 值取 0.5 时,此时的评判结果最佳,所获得的评判结果如图 5(d) 所示。

表 1 变化检测精度
Tab. 1 Accuracy of Change Detection

实验区	变化检测方法	总体正确率/%	质检率/%	漏检率/%
实验区一	变化向量分析法	84.48	15.96	18.84
	χ^2 变换法	82.78	17.82	20.01
	向量相似度法	81.23	15.09	24.78
	相关系数法	81.98	16.77	25.31
	模糊综合评判	87.21	14.67	17.88
实验区二	变化向量分析法	84.23	14.83	17.67
	χ^2 变换法	85.89	14.87	15.23
	向量相似度法	81.53	16.34	32.98
	相关系数法	82.13	17.08	27.67
	模糊综合评判	88.12	14.07	14.82

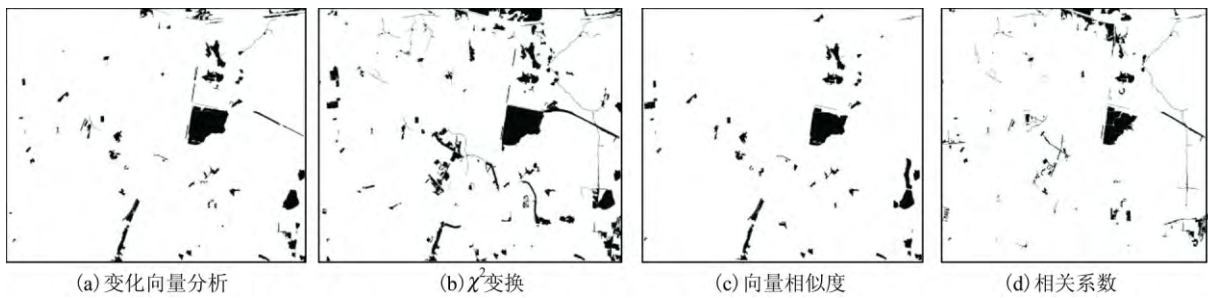


图 6 单因素变化检测结果

Fig. 6 The Change Detection Results of Single Factor

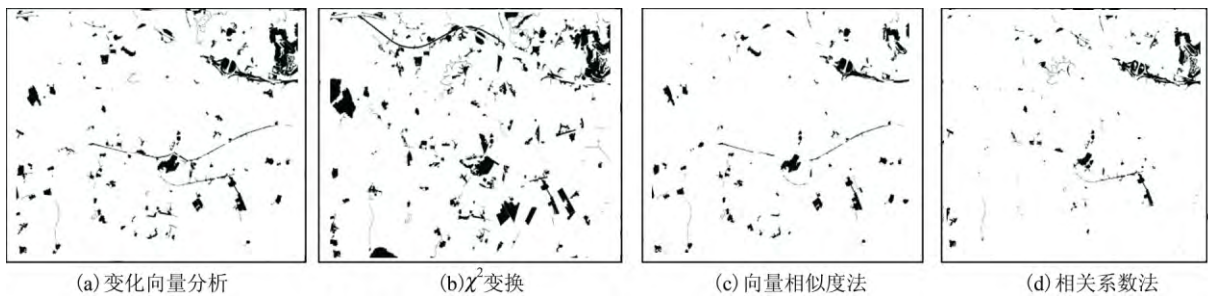


图 7 单因素变化检测结果

Fig. 7 The Change Detection Results of Single Factor

综上所述,从两组实验区的结果可以发现,模糊综合评判模型确实能够克服单一因素进行阈值

分割所造成的误检或漏检现象,提高最终变化检测结果的总体正确率。

4 结 语

在面向对象的影像变化检测过程中,通过影像分割获取像斑,如果直接使用单特征一步提取得到的变化区域往往存在检测精度低,错提漏提的严重问题。为了解决此问题,本文考虑了对象的多种不同特征,通过最佳分类距离的计算找到了最优的特征组合。此外,变化阈值的自动提取一直是变化检测中的热点和难点问题之一,而本文是从对象的最优特征出发,通过构建“综合层间逻辑值”并作为因素集建立模糊综合评判模型,对目标对象是否发生变化做出判决。该方法不仅可以避免只利用单个“层间逻辑值”来进行阈值分割确定变化区域的缺陷,而且综合考虑了不同“层间逻辑值”的特点,给出了一个综合评判的结果,与利用单个“层间逻辑值”进行阈值分割的结果相比,确实能够提高变化检测的精度。

然而,本文的方法仅仅是在单个的分割尺度上来确定哪些区域发生变化,哪些区域未发生变化,而不同类型的地物其尺度可能存在着较大的差别,得到的对象可能无法满足所有变化类型的需求。在提取变化区域之后本文并没有识别变化类型,这些工作应该在今后的研究中不断加以完善。

参 考 文 献

- [1] Li Xue, Shu Ning, Wang Yan. Segment-based Land Use Change Detection Using the Similarity of Vector[J]. *Remote Sensing Information (Theoretical Research)*, 2009(6): 7-9(李雪,舒宁,王琰.利用向量相似性进行基于像斑的土地利用变化检测[J].遥感信息(理论研究),2009(6):7-9)
- [2] Liang Hong. Classification of High Resolution Remote Sensing Image Based on Geo-ontology and Conditional Random Fields [J]. *Proceeding of SPIE*, 2013, 39(6):821-822
- [3] Wang Chao, Xu Mengxi, Wang Xin, et al. Object-oriented Change Detection Approach for High-resolution Remote Sensing Images Based on Multi-scale Fusion [J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2013, 32(14):478-482
- [4] Gong Hao, Zhang Jingxiong, Shen Shaohong. Object-Based Correspondence Analysis for Improved Accuracy in Remote Sensing Change Detection[J]. *Geomatics and Information Science of WuHan University*, 2009, 34(5): 544-551(龚浩,张景雄,申邵洪.基于对象的对应分析在高分辨率遥感影像变化检测中的应用[J].武汉大学学报·信息科学版,2009,34(5):544-551)
- [5] Sun Kaimin, Yan Chen. The Application of Objects Change Vector Analysis in Object-level Change Detection[J]. *International Conference on Computational Intelligence and Industrial Application (PACIIA)*, 2010: 383-389
- [6] Wang Yan, Shu Ning, Gong Yan. A Study of Land Use Change Detection Based on High Resolution Remote Sensing Images [J]. *Remote Sensing of Land and Resources*, 2012(3): 44-47(王琰,舒宁,龚龔.高分辨率遥感影像土地利用变化检测方法研究[J].国土资源遥感,2012(3):44-47)
- [7] Li Liang, Shu Ning, Wang Yan. Segment-based Remote Sensing Image Change Detection Using Normalized Mutual Information[J]. *Remote Sensing Information(Theoretical Research)*, 2011(6): 18-22(李亮,舒宁,王琰.利用归一化互信息进行基于像斑的遥感影像变化检测[J].遥感信息(理论研究),2011(6):18-22)
- [8] Siedlecki W, Sklansky J. On Automatic Feature Selection[J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 1988, 2(2): 197-200
- [9] Wang Wenjie, Zhao Zhongming, Zhu Haiqing. Object-oriented Multi-feature Fusion Change Detection Method for High Resolution Remote Sensing Image [C]. *Proceedings of the 17th International Conference on Geoinformatics*, Fairfax, VA, 2009
- [10] Wang Wenjie, Zhao Zhongming, Zhu Haiqing. Object-oriented Change Detection Method Based on Multi-scale and Multi-Feature Fusion [J]. *Urban Remote Sensing Joint Event*, 2009, doi:10.1109/URS.2009.5137540
- [11] Quan Jicheng, Liu Yichao, Xue Feng. Detection Method of Remote Sensing Image Change Detection Based on Fuzzy Comprehensive Evaluation[J]. *The Modern Electronic Technology*, 2013, 36(8): 112-113(全吉成,刘一超,薛峰.基于模糊综合评判的遥感图像变化检测方法[J].现代电子技术,2013,36(8):112-113)
- [12] Li Liang, Shu Ning, Wang Kai, et al. Change Detection Method for Remote Sensing Images Based on Multi-features Fusion[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2014, 43(9): 945-953(李亮,舒宁,王凯,等.融合多特征的遥感影像变化检测方法[J].测绘学报,2014,43(9):945-953)
- [13] Du Peijun, Liu Sicong, Zheng Hui. Land Cover Change Detection over Mining Areas Based on Support Vector Machine[J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2012, 41(2): 262-

265(杜培军,柳思聪,郑辉.基于支持向量机的矿区
土地覆盖变化检测[J].中国矿业大学学报,2012.

41(2):262-265)

Object-oriented Change Detection for Remote Sensing Images Based on Fuzzy Comprehensive Evaluation

FENG Wenqing¹ ZHANG Yongjun¹

¹ School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: In the process of object-oriented change detection, the accuracy of the final result is directly related to the change threshold. Aiming at this problem, this paper presents a novel object-oriented change detection method using fuzzy comprehensive evaluation. Firstly, multi-scale segmentation is used to obtain initial objects; then, optional features for each object are chosen. Several criteria, such as objects change vector analysis, Chi-square transformation, the similarity of vector, and correlation coefficient, are treated as factors to get the “synthetic inter-layer logical values” of the fuzzy comprehensive evaluation model. The fuzzy comprehensive evaluation model is used to decide whether the target object has changed or not. Finally, the result of fuzzy comprehensive evaluation model is compared with the result of each single “inter-layer logical value” that using OTSU threshold segmentation. Based on this theory, experiments are done with SPOT5 multi-spectral remote sensing imagery. The experimental results illustrate that the model proposed can integrate the spectral and texture features and also overcome the defects caused by using single criteria. The fuzzy comprehensive evaluation model is proved to outperform other methods.

Key words: images change detection; object-oriented; feature; inter-layer logical value; fuzzy comprehensive evaluation

First author: FENG Wenqing, postgraduate, specializes in the theories and methods of Change Detection of Remote Sensing images. E-mail: wq_feng@whu.edu.cn

Corresponding Author: ZHANG Yongjun, PhD, professor, specializes in photogrammetry and remote sensing, and computer vision. E-mail: zhangyj@whu.edu.cn

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China, No. 41322010; the National High Technology Research and Development Program of China (863 Program), No. 2013AA12A401.